Les biais dans les applications d'Intelligence Artificielle (IA) en Gestion des Ressources Humaines (GRH)

Par

Karem Roxana Andia Jaguande

Professeur Yves Blanchet, PhD

REI6632-A-H26 - GRH et diversité de la main-d'œuvre

École de relations industrielles

Faculté des arts et des sciences

Avril 25, 2026

TABLES DE MATIÈRES

I. CONTEXTE 3
a. Description du groupe sous-représenté 3
b. Description des organisations et de leurs contextes 4
c. Importance des problématiques et conséquences 5
II. CADRES THÉORIQUES ET CONCEPTUELS 7
a. Dynamique des discriminations 7
b. Difficultés et défis 8
c. Cadres juridiques 9
III. INTERVENTIONS ORGANISATIONNELLES 10
a. Description des interventions 10
b. Objectifs des interventions 11
c. Résultats attendus 12
d. Résultats obtenus 13
e. Analyse critique 14
IV. CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS 16
a. Recommandations 16
b. Avantages 17
V. Références Bibliographiques 19

I. CONTEXTE

a. Description du groupe sous-représenté

Les peuples autochtones du Canada comprennent les Premières Nations, les Inuits et les Métis, qui sont reconnus comme les peuples originels du territoire canadien. Selon Statistique Canada, le terme « Autochtone » est utilisé pour désigner ces trois groupes dans la Constitution canadienne de 1982 (Statistique Canada, 2023). D'après le Recensement de 2021, environ 1,8 million de personnes s'identifient comme Autochtones, ce qui représente environ 5 % de la population canadienne (Melvin, 2023). Les peuples autochtones possèdent des identités culturelles, linguistiques et historiques distinctes, mais partagent également une histoire marquée par la colonisation, les politiques d'assimilation et des inégalités socio-économiques persistantes (National Indigenous Economic Development Board, 2023).

Malgré leur présence croissante dans la société canadienne, les peuples autochtones font face à des inégalités importantes sur le marché du travail. Plus de 1,8 million de personnes s'identifient comme Autochtones au Canada, soit environ 5 % de la population (Melvin, 2023). Toutefois, les Autochtones continuent de faire face à des inégalités importantes sur le marché du travail. Par exemple, leur taux d'emploi (61,2 %) demeure inférieur à celui des non-Autochtones (74,1 %) et leur taux de chômage peut être deux fois plus élevé (Statistique Canada, 2024). De plus, 18,8 % des Autochtones vivent dans un ménage à faible revenu, comparativement à 10,7 % des non-Autochtones, ce qui reflète des inégalités socio-économiques persistantes (Observatoire québécois des inégalités, s.d.). Ces écarts économiques et sociaux s'inscrivent dans un contexte historique d'inégalités structurelles et continuent d'affecter la participation des peuples autochtones au marché du travail canadien (Gueye, 2026 ; Gouvernement du Canada, s.d.).

Bien que l'IA soit de plus en plus présente dans la société canadienne, son développement soulève des préoccupations importantes chez les peuples autochtones. Selon un sondage national réalisé en 2025, 87 % des répondants autochtones ont utilisé l'IA au cours des 12 derniers mois, mais seulement 39 % savent quels produits et services utilisent cette technologie. De plus, 90 % affirment avoir au moins une préoccupation concernant le rôle de l'IA dans la société canadienne. Ces résultats mettent en évidence un enjeu important : le développement et l'utilisation de l'IA pourraient reproduire ou amplifier les inégalités déjà présentes dans le marché du travail, notamment dans les processus de recrutement et de ressources humaines (TELUS, 2026).

b. Description des organisations et de leurs contextes

Knockri est une entreprise canadienne spécialisée dans le développement de technologies d'IA appliquées aux processus de recrutement et de sélection du personnel. Sa plateforme utilise des algorithmes d'apprentissage automatique et des analyses linguistiques et de données pour évaluer les réponses des candidats lors d'entretiens numériques, en se concentrant sur leurs compétences et comportements plutôt que sur leurs caractéristiques personnelles (Knockri, 2025). L'objectif de cette technologie est d'automatiser certaines étapes du recrutement et de réduire l'influence des biais humains dans les décisions de sélection (Knockri, 2026).

Microsoft est une entreprise technologique multinationale qui développe et déploie des solutions numériques, notamment les outils d'analyse de données, les plateformes cloud et les solutions d'IA. Dans le domaine de la gestion des ressources humaines, ces technologies permettent notamment d'automatiser certains processus organisationnels, d'analyser des données et de soutenir la prise de décision en matière de gestion du personnel et de recrutement. Par ailleurs, Microsoft a mis en place des principes de « responsible AI » fondés sur l'équité, la transparence, la responsabilité et la protection de la vie privée, afin de limiter les risques de biais algorithmiques et de favoriser une utilisation éthique de l'IA dans les organisations (Microsoft, s. f.). Toutefois, l'intégration croissante de ces technologies dans les pratiques de gestion soulève également des enjeux liés à la gouvernance de l'IA et aux risques de discrimination dans les systèmes automatisés (Microsoft, 2023).

IBM constitue un exemple majeur d'organisation ayant intégré l'IA dans ses pratiques de gestion des ressources humaines. L'entreprise utilise des technologies d'IA, d'analytique avancée et de machine learning afin d'améliorer différents processus liés à la gestion du talent, notamment le recrutement, la planification de la main-d'œuvre, le développement des compétences et l'expérience des employés. Grâce à des outils comme IBM Watson Talent et à l'utilisation de l'analytique des données, les systèmes d'IA permettent d'analyser de grandes quantités d'informations pour identifier les candidats pertinents, soutenir la prise de décision organisationnelle et anticiper les besoins futurs en compétences. Ces technologies peuvent également automatiser certaines tâches administratives, comme l'analyse des CV ou la communication avec les candidats, ce qui permet aux professionnels des ressources humaines de se concentrer davantage sur des activités stratégiques (IBM, s. f.). Par ailleurs, l'utilisation de l'IA

et des people analytics chez IBM vise à améliorer l'engagement des employés, le développement des compétences et la prise de décision fondée sur les données au sein de l'organisation (Talent Management Institute, s. f.). Toutefois, l'intégration de systèmes algorithmiques dans les processus de gestion du personnel soulève également des enjeux liés à l'équité et aux biais potentiels dans les décisions automatisées, notamment lorsque ces systèmes s'appuient sur des données historiques du marché du travail (Rao, 2024).

c. Importance des problématiques et conséquences

Les biais dans les systèmes d'IA utilisés pour le recrutement et la GRH représentent un enjeu important pour les organisations et le marché du travail canadien. En effet, ces technologies peuvent reproduire ou amplifier les biais présents dans les données historiques utilisées pour entraîner les algorithmes, ce qui peut entraîner des discriminations dans l'accès à l'emploi pour certains groupes sous-représentés (Conseil du statut de la femme, 2023). De plus, ces biais peuvent persister et influencer les décisions automatisées si les systèmes d'IA ne sont pas adéquatement encadrés et évalués (Policy Horizons Canada, 2025).

i. Enjeux économiques

Les biais dans l'IA utilisée pour le recrutement peuvent limiter l'accès à l'emploi pour certains groupes en favorisant des profils similaires à ceux historiquement recrutés, ce qui entraîne l'exclusion de candidats qualifiés et réduit la diversité organisationnelle (Conseil de l'innovation du Québec, 2023). En reproduisant des inégalités présentes dans les données, ces systèmes peuvent désavantager des candidats issus de groupes sous-représentés, même à compétences équivalentes. Par ailleurs, l'IA peut influencer les salaires et la mobilité professionnelle en reproduisant des écarts existants lors de l'évaluation de la performance ou des promotions (Policy Horizons Canada, 2025). Enfin, ces biais peuvent aggraver la pénurie de main-d'œuvre en excluant des talents qualifiés, ce qui constitue un enjeu économique majeur pour les organisations et l'économie canadienne (Bryan et al., 2025).

ii. Enjeux sociaux

L'utilisation de l'IA dans les organisations peut engendrer des conséquences sociales, en particulier pour les groupes sous-représentés. En s'appuyant sur des données historiques marquées par des inégalités, les algorithmes peuvent reproduire ou amplifier des biais dans le recrutement et la gestion des talents (Conseil de l'innovation du Québec, 2023). Par ailleurs, l'IA transforme la

structure du marché du travail en modifiant les compétences recherchées, ce qui peut accentuer les écarts si l'accès aux opportunités technologiques n'est pas équitable (Mehdi & Frenette, 2024). L'importance croissante des compétences numériques peut également compliquer l'intégration professionnelle de certains groupes déjà vulnérables (Conference Board du Canada, 2025). Enfin, ces biais algorithmiques peuvent limiter l'accès aux opportunités professionnels en reproduisant des pratiques de sélection historiques et en favorisant certains profils (Bryan et al., 2025).

iii. Autres enjeux

L'utilisation de l'IA dans les processus organisationnels soulève des enjeux importants en matière de transparence, de confiance et de réputation. Les décisions automatisées peuvent être perçues comme opaques ou injustes, ce qui peut nuire au climat organisationnel (Immigration, Refugees and Citizenship Canada, 2026). De plus, la présence de biais algorithmiques peut affaiblir la confiance envers ces technologies, dont l'acceptation dépend fortement de la transparence, de la responsabilité et de l'équité (TELUS, 2026). Enfin, ces biais peuvent également compromettre la réputation des entreprises, ce qui souligne l'importance de mettre en place des mécanismes rigoureux de gouvernance et d'évaluation des systèmes d'IA (Mehdi & Frenette, 2026).

II. CADRES THÉORIQUES ET CONCEPTUELS

a. Dynamique des discriminations

La discrimination directe se produit lorsqu'un individu est traité de manière moins favorable en raison de caractéristiques comme le genre, la race ou l'âge. Dans les systèmes d'IA appliqués au recrutement, cela peut se produire lorsque les algorithmes utilisent directement ces variables ou des caractéristiques fortement corrélées pour prendre des décisions. Par exemple, certains systèmes automatisés peuvent pénaliser des candidats en fonction de leur nom ou de leur genre, même lorsque leurs compétences sont comparables à celles d'autres candidats. Les recherches montrent que les algorithmes peuvent produire ce type de discrimination en traitant différemment des individus possédant des caractéristiques protégées (Adams-Prassl et al., 2023) et en favorisant des profils historiquement dominants dans les secteurs professionnels (Raghavan et al., 2020).

La discrimination indirecte apparaît lorsque des critères apparemment neutres produisent des effets disproportionnés sur certains groupes sociaux. Dans les systèmes d'IA utilisés en gestion des ressources humaines, ce phénomène peut se produire lorsque les algorithmes utilisent des variables proxy, comme le lieu de résidence, le type d'université ou certaines expériences professionnelles, qui reflètent des inégalités sociales existantes. Ainsi, même sans utiliser directement des caractéristiques sensibles, les systèmes basés sur le big data peuvent générer des impacts discriminatoires (Barocas & Selbst, 2016). Les recherches montrent que les algorithmes de recrutement peuvent reproduire des inégalités liées au genre ou à l'origine ethnique en raison des biais présents dans les données utilisées pour entraîner les modèles (Mehrabi et al., 2021).

La discrimination systémique renvoie à des inégalités structurelles intégrées dans les institutions, les pratiques organisationnelles et les systèmes de décision. Dans le contexte de l'IA, cette forme de discrimination apparaît lorsque les algorithmes sont entraînés à partir de données historiques qui reflètent des déséquilibres existants dans le marché du travail. Les systèmes d'apprentissage automatique peuvent ainsi reproduire des schémas historiques d'exclusion présents dans les données utilisées pour leur entraînement (Mehrabi et al., 2021). Dans les processus de recrutement, cela peut conduire à favoriser des profils similaires à ceux qui ont été recrutés, reproduisant ainsi des formes de discrimination structurelle dans les organisations (Köchling & Wehner, 2020).

Les biais implicites sont des préjugés inconscients qui influencent les décisions humaines et qui peuvent être intégrés indirectement dans les systèmes d'IA. Étant donné que ces systèmes sont conçus et entraînés par des humains, les biais présents dans les données ou dans les processus organisationnels peuvent être reproduits par les algorithmes. Les recherches montrent que les biais implicites peuvent influencer les décisions organisationnelles même lorsque les individus pensent agir de manière objective (Greenwald et al., 2022). Bien que les organisations mettent en place des formations sur les biais inconscients pour réduire ces effets, ces programmes ne produisent pas toujours des changements durables dans les pratiques organisationnelles (Devine & Ash, 2022).

Les stéréotypes sociaux peuvent être reproduits par les systèmes d'IA, car les algorithmes apprennent à partir des modèles présents dans les données d'entraînement. Lorsque ces données reflètent des associations sociales entre certains groupes et certaines professions, les systèmes algorithmiques peuvent reproduire ces stéréotypes dans leurs décisions. Les recherches montrent que les modèles d'apprentissage automatique peuvent intégrer ces associations et produire des résultats discriminatoires (Mehrabi et al., 2021). Par exemple, les technologies de recrutement automatisé ont montré une tendance à favoriser des profils masculins dans les secteurs professionnels, reproduisant ainsi les déséquilibres du marché du travail (Raghavan et al., 2020).

b. Difficultés et défis

La réduction des biais dans les systèmes d'IA utilisés en gestion des ressources humaines constitue un défi important pour les organisations. Même si ces technologies sont souvent présentées comme des outils permettant d'améliorer l'objectivité des décisions, plusieurs recherches montrent que les biais peuvent persister dans les systèmes algorithmiques en raison des données utilisées et des dynamiques sociales présentes dans les organisations (Mehrabi et al., 2021).

La théorie de la discrimination statistique explique que les décisions de recrutement peuvent être basées sur des probabilités associées à un groupe plutôt que sur les caractéristiques individuelles. Dans le contexte de l'IA en GRH, les algorithmes utilisent des corrélations statistiques issues des données historiques, ce qui peut conduire à une discrimination indirecte. Ainsi, même sans intention discriminatoire, les systèmes peuvent reproduire des inégalités existantes en pénalisant certains groupes à travers des variables proxy (Byrne, 1971 ; Mehrabi et al., 2021).

La théorie socio-technique met en évidence l'interaction entre les systèmes sociaux et techniques au sein des organisations. Dans le cas de l'IA en GRH, les résultats dépendent à la fois de la technologie, des pratiques organisationnelles et des décisions humaines (Leeds University Business School, s. f. ; Data & Society, 2024). Cette approche souligne que les biais algorithmiques sont le produit d'un système intégré, nécessitant une gouvernance, une supervision humaine et un alignement entre les dimensions techniques et organisationnelles (Data & Society, 2024).

Enfin, l'intégration de l'IA dans les processus de recrutement peut également entrer en tension avec les objectifs organisationnels de diversité. Bien que les organisations cherchent à promouvoir des équipes plus diversifiées pour améliorer l'innovation et la qualité des décisions, les systèmes de recrutement automatisés peuvent parfois renforcer les inégalités existantes lorsqu'ils sont entraînés à partir de données biaisées ou basées sur des critères associés à des profils historiquement dominants (Joshi & Neely, 2018 ; Köchling & Wehner, 2020).

c. Cadres juridiques

Au niveau fédéral, la Charte canadienne des droits et libertés, adoptée en 1982, protège les droits fondamentaux des individus. Ainsi, l'article 15 garantit le droit à l'égalité devant la loi et interdit toute discrimination fondée notamment sur la race, l'origine nationale ou ethnique, la couleur, la religion, le sexe et l'âge (Government of Canada, 1982, art. 15). Dans le contexte de l'IA dans le recrutement, cet article rappelle que les pratiques d'embauche, y compris celles basées sur des systèmes automatisés, doivent respecter le principe d'égalité. Aussi, la Loi sur l'équité en matière d'emploi vise à corriger les désavantages vécus par certains groupes sous-représentés, les femmes, les minorités visibles, les handicapées et les autochtones (Government of Canada, 1995).

Au Québec, la Charte des droits et libertés de la personne constitue un cadre juridique fondamental pour lutter contre la discrimination en emploi. L'article 10 interdit toute forme de discrimination fondée sur plusieurs motifs, dont la race, la couleur, le sexe, l'origine ethnique ou nationale et la religion (Assemblée nationale du Québec, 1975, art. 10). De plus, l'article 16 précise qu'il est interdit de discriminer une personne lors de l'embauche, de la promotion ou dans les conditions de travail (Assemblée nationale du Québec, 1975, art. 16). Enfin, la Loi sur les normes du travail établit les normes minimales encadrant les relations de travail et vise à assurer un traitement équitable des travailleurs (Assemblée nationale du Québec, 1979).

III. INTERVENTIONS ORGANISATIONNELLES

a. Description des interventions

Plusieurs organisations mettent en place des stratégies pour limiter les biais algorithmiques dans le recrutement basé sur l'intelligence artificielle. Ces interventions reposent notamment sur des audits des systèmes d'IA, l'amélioration des modèles d'apprentissage automatique et l'intégration d'indicateurs d'équité, afin de réduire les biais et améliorer la transparence (Kazim et al., 2021; Albaroudi et al., 2024). Par ailleurs, des mesures organisationnelles telles que les politiques de diversité, les formations RH et les cadres de gouvernance contribuent à encadrer l'utilisation de l'IA et à garantir le respect des droits des candidats (Cox, 2023; Employment and Social Development Canada, 2022).

Unilever constitue un cas d'intégration de l'IA dans le recrutement à grande échelle, notamment pour ses programmes de jeunes talents. L'entreprise a mis en place un processus combinant des évaluations gamifiées d'inspiration psychométrique et des entretiens vidéo analysés par des algorithmes d'IA, en collaboration avec des plateformes comme HireVue et Pymetrics. Ces outils permettent d'évaluer les compétences cognitives, les traits comportementaux et l'adéquation au poste à partir de données telles que le langage, les réponses et certains indicateurs comportementaux. Cette approche vise à améliorer l'efficacité du recrutement et à traiter un volume important de candidatures, mais elle soulève également des enjeux liés à la transparence, à la validité des critères utilisés et au risque de reproduction des biais algorithmiques.

Hilton utilise l'IA sous forme d'outils conversationnels afin d'automatiser les premières étapes du processus de recrutement, notamment dans des contextes de recrutement à fort volume. Ces systèmes permettent d'interagir avec les candidats, de planifier des entretiens et de gérer le flux de candidatures en lien avec les systèmes de gestion des talents. L'objectif est de réduire le temps de traitement, d'améliorer l'expérience candidat et de diminuer la charge administrative des recruteurs. Toutefois, cette automatisation des interactions initiales peut entraîner des limites, notamment en termes de personnalisation, de perception d'un processus déshumanisé et de risque d'exclusion de certains profils moins à l'aise avec les interfaces numériques.

Vodafone adopte une approche plus récente et encadrée de l'IA en recrutement, en mettant l'accent sur l'équilibre entre efficacité et équité. Il utilise des outils d'IA pour effectuer un tri initial des

candidatures, analyser les compétences et établir un appariement entre les profils et les exigences des postes. Toutefois, Vodafone insiste sur le fait que ces systèmes ne remplacent pas la décision humaine : les recruteurs restent impliqués dans l'évaluation finale des candidats. Ainsi, l'entreprise affirme tester ses outils pour limiter les biais et garantir la protection des données, ce qui reflète une volonté d'intégrer des principes de gouvernance et de conformité dans l'utilisation de l'IA.

HireVue est une entreprise spécialisée dans les technologies de recrutement basées sur l'IA, offrant des solutions d'entretiens vidéo, d'évaluations en ligne et d'engagement des candidats. Sa plateforme permet d'analyser les réponses des candidats à l'aide d'algorithmes afin d'évaluer leurs compétences et de faciliter la prise de décision des recruteurs. Historiquement, HireVue a suscité des controverses en raison de l'utilisation de l'analyse faciale et de données biométriques dans ses systèmes d'évaluation. Face aux critiques, l'entreprise a abandonné certaines de ces pratiques et a renforcé ses engagements en matière de transparence, d'explicabilité et d'équité. Ce cas illustre les enjeux éthiques majeurs liés à l'utilisation de l'IA dans les processus de sélection.

b. Objectifs des interventions

Les interventions visant à réduire les biais dans les systèmes d'IA en GRH ont pour objectif principal de limiter les risques de discrimination et d'améliorer l'équité des décisions automatisées (Chen, 2023). Grâce à des mécanismes d'audit et de surveillance, elles visent à renforcer la transparence et la responsabilité afin d'accroître la confiance des candidats et des employés (Kazim et al., 2021). Enfin, ces interventions cherchent à promouvoir la diversité et l'inclusion en réduisant les biais dans le processus de recrutement et en favorisant l'équipe (Cox, 2023).

Unilever vise à accroître l'efficacité et la rapidité du recrutement en automatisant l'évaluation des candidats et en traitant un grand volume de candidatures. L'entreprise cherche également à standardiser les processus de sélection et à réduire les biais humains, tout en améliorant l'identification des compétences et l'expérience candidat.

Hilton vise à automatiser les tâches administratives du recrutement, à réduire les délais de traitement et à améliorer la communication avec les candidats. Cette approche permet également aux recruteurs de se concentrer sur des tâches à plus forte valeur ajoutée, telles que l'évaluation qualitative des profils.

Vodafone vise à améliorer la précision du tri des candidatures et l'appariement des profils, tout en assurant l'équité et la transparence du processus. L'entreprise maintient une supervision humaine afin de garantir des décisions responsables et conformes aux normes.

HireVue cherche à optimiser et à standardiser le recrutement grâce à des outils d'évaluation automatisés, afin d'accélérer les décisions et de réduire les coûts. L'entreprise vise également à favoriser une évaluation plus cohérente et équitable entre les candidats, tout en renforçant la transparence, l'explicabilité des algorithmes et la confiance des utilisateurs.

c. Résultats attendus

L'intégration de l'IA en GRH devrait se traduire par une amélioration notable de l'efficacité des processus de recrutement, notamment par une réduction des délais et des coûts, ainsi qu'une capacité accrue à traiter un volume important de candidatures (Albaroudi et al., 2024). Selon Kazim et al. (2021), elle devrait également favoriser une prise de décision plus cohérente et standardisée, en limitant l'influence des biais humains et en améliorant la comparabilité entre les candidats. De plus, ces pratiques pourraient contribuer à renforcer la diversité organisationnelle et à améliorer l'expérience candidat (Employment and Social Development Canada, 2022).

Dans le cas d'Unilever, l'utilisation de ces outils se traduit par une optimisation du processus de recrutement, avec une réduction significative du temps de traitement des candidatures et une meilleure identification des profils correspondant aux exigences des postes. La standardisation des évaluations permet également de favoriser une plus grande diversité des candidats sélectionnés.

Chez Hilton, l'automatisation des interactions et des tâches administratives contribue à accélérer le processus d'embauche et à améliorer l'expérience candidat. Elle permet aussi une meilleure allocation du temps des recruteurs, qui peuvent se concentrer sur des activités à plus forte valeur.

Pour Vodafone, l'usage de l'IA améliore la précision du tri des candidatures et facilite un meilleur alignement entre les compétences des candidats et les besoins. Le maintien d'une supervision humaine permet en outre d'assurer des décisions plus équitables et conformes aux normes.

Enfin, dans le cas de HireVue, ces technologies permettent de structurer davantage l'évaluation des candidats, de réduire les délais et les coûts de recrutement, et d'assurer une plus grande cohérence dans les décisions. Les efforts en matière d'explicabilité contribuent également à renforcer la confiance des utilisateurs envers ces systèmes.

d. Résultats obtenus

Les recherches sur l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le recrutement présentent des résultats contrastés quant à sa capacité à réduire les biais et les discriminations. D'une part, plusieurs études montrent que des inégalités persistent, notamment en raison de biais présents dans les données d'entraînement, ce qui peut conduire à une reproduction des discriminations liées au genre ou à l'origine ethnique (Köchling & Wehner, 2020; Albaroudi et al., 2024). D'autre part, l'utilisation d'indicateurs de performance et de méthodes de correction des biais, peuvent améliorer la fiabilité et l'équité des systèmes d'IA (Das, 2023). Par ailleurs, les audits algorithmiques apparaissent comme des outils prometteurs pour détecter et expliquer les biais, favorisant ainsi une plus grande transparence (Lemarchand, 2025). Enfin, il est important de collaborer entre experts techniques et professionnels des GRH (Soleimani et al., 2025).

Unilever a réduit le temps de recrutement jusqu'à 90%, passant d'environ 4 mois à 4 semaines. Elle a également réalisé des économies de plus de 1 million de livres sterling par an et permis une réduction de 50 mil à 100 mil heures de travail liées aux entretiens. Le taux de complétion des évaluations digitales atteint environ 96%, et la diversité des embauches a augmenté d'environ 16% (Marr, 2018 ; Kaispe, s. f.). Par ailleurs, les systèmes d'IA permettent de filtrer jusqu'à 80 % des candidatures, facilitant le traitement d'un volume très élevé de profils (Kaispe, s. f.).

Chez Hilton, les résultats observés indiquent une automatisation importante des premières étapes du recrutement, avec jusqu'à 95% des entretiens initiaux automatisés selon certaines sources (Kaispe, s. f.). Le délai de traitement entre les étapes du recrutement a été réduit de plusieurs jours à quelques heures (jusqu'à 5 heures). L'entreprise a également amélioré sa capacité à gérer des recrutements à très fort volume (plus de 100 mil embauches par an) (HireVue, 2019) et certaines sources rapportent une augmentation de la diversité des embauches pouvant atteindre 42%, bien que ces données doivent être interprétées avec prudence (Kaispe, s. f.).

Pour Vodafone, les résultats obtenus montrent une amélioration de la rapidité et de la performance du tri des candidatures, avec un processus de shortlisting jusqu'à 60% plus rapide (Kaispe, s. f.). L'entreprise est capable de traiter plus de 1 million de candidatures par an grâce à l'automatisation (Kaispe, s. f.). Par ailleurs, Vodafone maintient une supervision humaine systématique (100% des décisions finales), ce qui permet de renforcer la fiabilité et l'acceptabilité des décisions prises (Kaispe, s. f.).

Enfin, dans le cas de HireVue, les résultats observés incluent une réduction significative du temps et des coûts de recrutement, ainsi qu'une amélioration de la cohérence des évaluations grâce à la standardisation des entretiens. Les outils permettent d'analyser un grand volume de données par candidat (jusqu'à des milliers de variables par entretien) (HireVue, 2022). À l'échelle sectorielle, plus de 60% des responsables RH déclarent faire confiance à l'IA pour certaines décisions d'embauche (Kaispe, s. f.). Par ailleurs, l'entreprise a ajusté ses pratiques en abandonnant l'analyse faciale, ce qui constitue un indicateur d'évolution vers des standards plus éthiques et transparents (HireVue, 2022).

e. Analyse critique

L'intelligence artificielle contribue à améliorer l'efficacité, la rapidité et l'objectivité des processus de recrutement, comme l'illustrent des cas concrets tels qu'Unilever et Hilton, où l'automatisation permet de traiter un volume important de candidatures tout en optimisant l'analyse des données. Lorsqu'elle est encadrée par des mécanismes de gouvernance appropriés, l'IA peut également favoriser une plus grande équité grâce à des pratiques de transparence, d'explicabilité et de supervision humaine, soutenues par des audits algorithmiques et des indicateurs d'équité (Rigotti & Fosch-Villaronga, 2024). Par ailleurs, ces technologies ne se limitent pas à la sélection des candidats, mais constituent aussi des outils d'analyse permettant d'identifier des formes de discrimination systémique et de mieux comprendre les inégalités sur le marché du travail.

Cependant, malgré ces avantages, l'IA présente des limites importantes. Les systèmes algorithmiques peuvent reproduire des biais historiques présents dans les données d'entraînement, ce qui peut conduire à des formes de discrimination, comme l'ont montré certaines critiques liées aux pratiques de HireVue. Ainsi, même si ces technologies améliorent l'efficacité des processus de recrutement, elles peuvent involontairement perpétuer des inégalités existantes si elles ne sont pas adéquatement encadrées et corrigées.

Les modèles d'apprentissage automatique présentent également des limites structurelles, puisqu'ils peuvent intégrer et reproduire des stéréotypes sociaux issus de données biaisées. Comme le soulignent Bender et al. (2021), ces systèmes risquent de perpétuer des discriminations, même lorsque les organisations cherchent à améliorer leurs pratiques, en l'absence de mécanismes d'encadrement rigoureux. Par ailleurs, l'IA soulève des enjeux majeurs en matière de transparence et de responsabilité : la complexité et l'opacité des systèmes algorithmiques, notamment chez

Vodafone ou HireVue, rendent difficile l'explication des décisions, ce qui pose des défis pour la gouvernance, le respect des droits des candidats et la légitimité des processus de recrutement.

Enfin, l'IA ne constitue pas une solution suffisante pour corriger les inégalités structurelles du marché du travail. Son efficacité dépend d'une approche globale intégrant la qualité des données, la gouvernance organisationnelle, les cadres juridiques et des pratiques éthiques. Ainsi, comme le souligne Boudoumi (2024), l'intégration de l'IA en GRH doit s'inscrire dans une perspective socio-technique, combinant des dimensions technologiques, organisationnelles et institutionnelles afin de garantir une utilisation réellement équitable et responsable.

IV. CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

a. Recommandations

Les biais algorithmiques en GRH ne sont pas uniquement d'ordre technique, mais s'inscrivent dans des dynamiques de discrimination. Ces biais affectent les peuples autochtones et autres, déjà désavantagés sur le marché du travail, ce qui nécessite des interventions combinant dimensions technologiques, organisationnelles et institutionnelles.

La mise en place d'audits algorithmiques continus constitue une intervention centrale pour identifier les biais intégrés dans les systèmes d'IA. Ces audits permettent de détecter les variables proxy, d'analyser les effets discriminatoires indirects et d'assurer un suivi constant de la performance éthique des algorithmes, en ligne avec les principes de responsabilité avec l'IA et les recommandations issues de la littérature.

Les organisations devraient intégrer des indicateurs d'équité dans leurs systèmes d'évaluation, en complément des indicateurs classiques de performance. Cela permet de mesurer les écarts entre groupes, de prévenir l'exclusion de certains profils et de renforcer la transparence décisionnelle, tout en assurant la conformité avec les cadres juridiques en matière de non-discrimination.

Le maintien d'une supervision humaine structurée dans les processus de recrutement demeure essentiel, car les systèmes d'IA peuvent reproduire des biais implicites et des stéréotypes présents dans les données. L'intervention humaine permet d'intégrer des éléments contextuels, de corriger les erreurs algorithmiques et de renforcer la légitimité et l'acceptabilité des décisions, comme le montre l'exemple de Vodafone.

L'amélioration de la qualité et de la diversité des données d'entraînement est un levier fondamental pour réduire la discrimination systémique. En intégrant des données plus représentatives des groupes sous-représentés, notamment des peuples autochtones, les organisations peuvent limiter la reproduction des inégalités et améliorer la justice algorithmique.

Le développement de cadres de gouvernance de l'IA est indispensable pour encadrer l'utilisation de ces technologies. Des mécanismes de transparence, d'explicabilité et de responsabilité permettent de renforcer la confiance des utilisateurs, de prévenir les risques juridiques et de répondre aux enjeux de réputation organisationnelle.

Par ailleurs, la formation des professionnels RH est essentielle pour développer une compréhension critique des outils d'IA et des biais qu'ils peuvent intégrer. Elle permet de limiter une dépendance excessive aux systèmes automatisés et de renforcer la capacité des organisations à identifier et corriger les biais dans leurs pratiques.

Enfin, des interventions ciblées pour les peuples autochtones sont nécessaires afin de corriger les inégalités structurelles identifiées. Cela peut inclure des partenariats avec des communautés autochtones, l'adaptation des critères de recrutement et la valorisation de parcours atypiques, permettant ainsi de favoriser une inclusion réelle, durable et contextualisée.

b. Avantages

Les recommandations proposées, combinant audits algorithmiques, indicateurs d'équité, supervision humaine, gouvernance de l'IA et stratégies inclusives, permettent de générer des bénéfices significatifs à plusieurs niveaux. Elles contribuent non seulement à améliorer les processus organisationnels, mais aussi à réduire les inégalités structurelles, en particulier pour les peuples autochtones, tout en renforçant la légitimité et la performance globale des organisations.

Du point de vue des employés et des candidats, ces interventions permettent d'améliorer l'équité dans l'accès à l'emploi et de réduire les risques de discrimination liés aux systèmes automatisés. L'intégration d'indicateurs d'équité et la diversification des données favorisent une évaluation plus juste des compétences, tandis que la supervision humaine permet de prendre en compte des parcours atypiques ou non traditionnels. Indirectement, cela contribue à renforcer la confiance envers les processus de recrutement, à améliorer l'expérience candidat et à favoriser un sentiment d'inclusion, particulièrement pour les groupes sous-représentés comme les peuples autochtones.

Pour les entreprises, les avantages directs incluent une amélioration de la qualité des décisions de recrutement, grâce à des processus plus transparents, plus cohérents et mieux encadrés. La réduction des biais permet d'élargir le bassin de talents et d'éviter l'exclusion de candidats qualifiés, ce qui est particulièrement important dans un contexte de pénurie de main-d'œuvre. Indirectement, ces pratiques renforcent la réputation organisationnelle, réduisent les risques juridiques liés à la discrimination et améliorent l'engagement des employés. De plus, une plus grande diversité au sein des équipes favorise l'innovation, la créativité et la performance organisationnelle, comme le suggèrent plusieurs recherches en GRH.

À l'échelle de la société, ces recommandations contribuent à promouvoir une plus grande justice sociale et une réduction des inégalités structurelles sur le marché du travail. En facilitant l'accès à l'emploi pour les groupes sous-représentés, elles permettent d'améliorer leur participation économique et de réduire les écarts en matière de revenus et d'emploi. Indirectement, cela favorise une meilleure cohésion sociale et renforce la confiance envers les institutions et les technologies. Par ailleurs, une utilisation plus éthique et responsable de l'IA contribue à encadrer son développement et à éviter qu'elle ne reproduise ou amplifie les discriminations existantes.

Finalement, les recommandations proposées génèrent des bénéfices interdépendants pour les individus, les organisations et la société. Elles permettent de concilier performance économique et équité sociale, en positionnant l'IA non seulement comme un outil d'efficacité, mais aussi comme un levier de transformation vers des pratiques organisationnelles plus justes, inclusives et durables.

V. Références Bibliographiques

Adams-Prassl, J., Binns, R., & Kelly-Lyth, A. (2023). Directly discriminatory algorithms. *Modern Law Review, 86*(1), 144–175. https://doi.org/10.1111/1468-2230.12759

Albaroudi, E., Mansouri, T., & Alameer, A. (2024). A comprehensive review of AI techniques for addressing algorithmic bias in job hiring. *AI, 5*, 383–404. https://doi.org/10.3390/ai5010019

Ansar, S. (2025, juillet 7). *AI recruitment demystified: How top companies hire smarter*. Kaispe. https://www.kaispe.com/ai-recruitment-demystified-how-top-companies-hire-smarter/

GeneDAI. (s.d.). *The great AI hiring experiment: What Fortune 500 companies learned after spending billions*. Medium. https://genedai.medium.com/the-great-ai-hiring-experiment-what-fortune-500-companies-learned-after-spending-billions-79a2e3fcc5e0

Assemblée nationale du Québec. (1975). *Charte des droits et libertés de la personne* (RLRQ, c. C-12). https://www.legisquebec.gouv.qc.ca/fr/document/lc/C-12

Assemblée nationale du Québec. (1979). *Loi sur les normes du travail* (RLRQ, c. N-1.1). https://www.legisquebec.gouv.qc.ca/fr/document/lc/N-1.1

Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. *California Law Review*, 104(3), 671–732. http://dx.doi.org/10.15779/Z38BG31

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Mitchell, M. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '21)* (pp. 610–623). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3442188.3445922

Boudoumi, M. (2024). *L'impact de l'IAsur les processus décisionnels en entreprise* (Travail dirigé de maîtrise, Université de Montréal). https://umontreal.scholaris.ca/bitstreams/51c57ef2-52bc-4741-b87c-16869412d658/download

Bryan, V., Sood, S., & Johnston, C. (2025). *Analyse de l'utilisation de l'IA par les entreprises au Canada, deuxième trimestre de 2025*. Statistique Canada. https://www150.statcan.gc.ca/pub/11-621-m/11-621-m2025008-fra.pdf

Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A. (2017). Semantics derived automatically from language corpora contain human-like biases. *Science, 356*(6334), 183–186. https://doi.org/10.1126/science.aal4230

Challapally, A., Pease, C., Raskar, R., & Chari, P. (2025). *The GenAI Divide: State of AI in Business 2025*. MIT NANDA. https://mlq.ai/media/quarterly_decks/v0.1_State_of_AI_in_Business_2025_Report.pdf

Chen, Z. (2023). Ethics and discrimination in artificial intelligence-enabled recruitment practices. *Humanities and Social Sciences Communications, 10*, 567. https://doi.org/10.1057/s41599-023-02079-x

Conference Board du Canada. (2025). *La main-d'œuvre canadienne en transition : L'avenir du travail à l'ère de l'IA*. https://fsc-ccf.ca/wp-content/uploads/2025/09/la-main-doeuvre-canadienne-en-transition_sept2025.pdf

Conseil de l'innovation du Québec. (2023). *Les impacts de l'IA sur le travail et l'emploi* (Dossier thématique no 4). Gouvernement du Québec. https://conseilinnovation.quebec/wp-content/uploads/2024/02/T4-DossierThematique-2.pdf

Conseil du statut de la femme. (2023). *IA : Des risques pour l'égalité entre les femmes et les hommes*. Gouvernement du Québec. https://csf.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/Avis_intelligence_artificielle.pdf

Cox, W. T. L. (2023). Developing scientifically validated bias and diversity trainings that work: Empowering agents of change to reduce bias, create inclusion, and promote equity. *Management Decision, 61*(4), 1038–1061. https://doi.org/10.1108/MD-06-2021-0839

Crenshaw, K. (1989). Demarginalizing the intersection of race and sex: A Black feminist critique of antidiscrimination doctrine, feminist theory and antiracist politics. *University of Chicago Legal Forum, 1989*(1), 139–167. https://chicagounbound.uchicago.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1052&context=uclf

Crenshaw, K. (1991). *Mapping the margins: Intersectionality, identity politics, and violence against women of color*. Stanford Law Review, 43(6), 1241–1299. https://www.jstor.org/stable/1229039?seq=1&cid=pdf-reference#references_tab_contents

Das, A. (2023). *Detection and mitigation of bias in machine learning software and datasets* (Master's thesis, University of Calgary). https://ucalgary.scholaris.ca/bitstreams/a50f264d-6fb4-4281-9399-14cf7ad5d0fb/download

Data & Society. (2024). *A sociotechnical approach to AI policy*. https://datasociety.net/wp-content/uploads/2024/05/DS_Sociotechnical-Approach_to_AI_Policy.pdf

Devine, P. G., & Ash, T. L. (2022). Diversity training goals, limitations, and promise: A review of the multidisciplinary literature. *Annual Review of Psychology*, 73, 403–429. https://doi.org/10.1146/annurev-psych-060221-122215

Employment and Social Development Canada. (2022). *How to improve workplace equity: Evidence-based actions for employers*. Government of Canada. https://www.canada.ca/content/dam/canada/employment-social-

development/corporate/portfolio/labour/programs/employment-equity/reports/How%20to%20Improve%20Workplace%20Equity.pdf

Frenette, M., & Frank, K. (2020). *Automatisation et transformation des emplois au Canada : qui est à risque?* Statistique Canada. https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/11f0019m/11f0019m2020011-fra.pdf?st=idWateXu

Gouvernement du Canada. (s.d.). *Description de l'indicateur – Surveillance des inégalités de santé publique*. Infobase de la santé publique. https://sante-infobase.canada.ca/spni/description.html?ind=33

Government of Canada. (1982). *Canadian Charter of Rights and Freedoms*. Constitution Act, 1982. https://laws-lois.justice.gc.ca/eng/Const/page-12.html

Government of Canada. (1995). *Employment Equity Act* (S.C. 1995, c. 44). https://laws-lois.justice.gc.ca/eng/acts/e-5.401/

Greenwald, A. G., Dasgupta, N., Dovidio, J. F., Kang, J., Moss-Racusin, C. A., & Teachman, B. A. (2022). Implicit-bias remedies: Treating discriminatory bias as a public-health problem. *Psychological Science in the Public Interest*, *23*(1), 7-40. https://us.sagepub.com/en-us/journals-permissions

Gueye, B. (2026). *Emploi et revenu des Autochtones dans les entreprises appartenant à des Autochtones : analyse comparative*. Rapports économiques et sociaux, Statistique Canada. https://doi.org/10.25318/36280001202600100002-fra

HireVue. (2019). *Hilton case study: Customer success story*. https://www.hirevue.com/wp-content/uploads/2019/02/2019_04_SuccessStory_Hilton_CustomerMarketing_Update02.pdf

HireVue. (2022). *AI explainability statement (short form)*. https://www.hirevue.com/wp-content/uploads/2022/04/HV_AI_Short-Form_Explainability_1pager.pdf

IBM. (s. f.). *AI in recruitment: Hiring reimagined in the digital age*. IBM Think. https://www.ibm.com/think/topics/ai-in-recruitment

Immigration, Refugees and Citizenship Canada. (2026). *Artificial intelligence strategy*. Government of Canada. https://www.canada.ca/content/dam/ircc/documents/pdf/english/corporate/transparency/artifical-intelligence-strategy/artifical-intelligence-strategy.pdf

Joshi, A., & Neely, B. H. (2018). A structural-emergence model of diversity in teams. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, *5*, 361-385. https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-041015-062421

Kaispe. (s. f.). *AI recruitment demystified: How top companies hire smarter*. https://www.kaispe.com/ai-recruitment-demystified-how-top-companies-hire-smarter/

Kazim, E., Koshiyama, A. S., Hilliard, A., & Polle, R. (2021). Systematizing audit in algorithmic recruitment. *Journal of Intelligence, 9*(46). https://doi.org/10.3390/jintelligence9030046

Knockri. (2023). *Discrimination in hiring* (White paper). Knockri.

Knockri. (2023). *The science of Knockri's AI-based selection procedures*. Knockri.

Knockri. (2025). *Discrimination in hiring*. https://knockri.com/discrimination-in-hiring/

Knockri. (2026). *The science of Knockri's AI-based selection procedures*. https://knockri.com/the-science-of-knockris-ai-based-selection-procedures/

Köchling, A., & Wehner, M. C. (2020). Discriminated by an algorithm: A systematic review of discrimination and fairness by algorithmic decision-making in the context of HR recruitment and HR development. *Business Research, 13*, 795–848. https://doi.org/10.1007/s40685-020-00134-w

Köchling, A., & Wehner, M. C. (2020). Discriminated by an algorithm: A systematic review of discrimination and fairness by algorithmic decision-making in the context of HR recruitment and HR development. *Business Research*, 13, 795–848. https://doi.org/10.1007/s40685-020-00134-w

Leanage, A., & Mehdi, T. (2026). *Exposition professionnelle potentielle à l'IA et à l'automatisation chez les compagnons certifiés au Canada*. Statistique Canada. https://doi.org/10.25318/36280001202600100001-fra

Leeds University Business School. (s. f.). *Socio-technical systems theory*. https://business.leeds.ac.uk/research-stc/doc/socio-technical-systems-theory

Lemarchand, D. (2025). *Pour une IA plus responsable : Détection de biais dans les entrevues de recrutement* (Mémoire de maîtrise, Université de Montréal). https://umontreal.scholaris.ca/bitstreams/8b42671d-b020-45ae-9e00-cfea6f42e0fa/download

Lucid Software Inc. (s. f.). *What are sociotechnical systems?* https://www.lucidchart.com/blog/sociotechnical-systems

Marr, B. (2018, December 14). *The amazing ways how Unilever uses artificial intelligence to recruit, train thousands of employees*. Forbes.

https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2018/12/14/the-amazing-ways-how-unilever-uses-artificial-intelligence-to-recruit-train-thousands-of-employees/

HireVue. (2025). *2025 global guide to AI in hiring*. https://www.hirevue.com/resources/report/ai-in-hiring-report

HireVue. (2025, février 19). *HireVue's 2025 AI report shows the majority of HR leaders trust AI hiring decisions*. GlobeNewswire. https://www.globenewswire.com/news-release/2025/02/19/3028706/0/en/HireVue-s-2025-AI-Report-Shows-the-Majority-of-HR-Leaders-Trust-AI-Hiring-Decisions.html

Best Practice AI. (s.d.). *Unilever saved over 50,000 hours in candidate interview time and delivered over £1M annual savings with machine analysis of video-based interviewing*. https://www.bestpractice.ai/ai-case-study-best-practice/unilever_saved_over_50%2C000_hours_in_candidate_interview_time_and_delivered_over_%C2%A31m_annual_savings_and_improved_candidate_diversity_with_machine_analysis_of_video-based_interviewing.

Reruption. (s.d.). *Unilever's AI hiring: 90% faster, 16% more diverse*. https://reruption.com/en/knowledge/industry-cases/unilevers-ai-hiring-90-faster-16-more-diverse

Mehdi, T., & Frenette, M. (2024). *Exposition à l'IA dans les emplois au Canada : estimations expérimentales*. Statistique Canada. https://doi.org/10.25318/36280001202400900004-fra

Mehdi, T., & Frenette, M. (2026). *Tendances de l'emploi au Canada à l'ère de l'IA générative : premiers résultats*. Statistique Canada. https://doi.org/10.25318/36280001202600100003-fra

Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021). A survey on bias and fairness in machine learning. *ACM Computing Surveys, 54*(6), Article 115. https://doi.org/10.1145/3457607

Melvin, A. (2023, 27 octobre). *Postsecondary educational attainment and labour market outcomes among Indigenous peoples in Canada: Findings from the 2021 Census*. Insights on Canadian Society. Statistique Canada. https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/75-006-x/2023001/article/00012-eng.htm

Microsoft. (2023, November 29). *AI in Canada: Meeting the opportunity*. https://blogs.microsoft.com/on-the-issues/2023/11/29/ai-canada-artificial-intelligence-and-data-act/

Microsoft. (s. f.). *Responsible AI*. https://www.microsoft.com/en-us/ai/responsible-ai

Morton, É. (2021). *L'IAde recrutement : appréhender les risques de discrimination* (Mémoire de maîtrise, Université de Montréal). https://umontreal.scholaris.ca/bitstreams/69543f8d-3ca9-436d-b29a-1265b56d5af3/download

National Indigenous Economic Development Board. (2023). *Indigenous economic progress report*. https://www.niedb-cndea.ca/resources/indigenous-economic-progress-report/

Newcastle University. (s. f.). *Socio-technical theory*. https://open.ncl.ac.uk/theories/9/socio-technical-theory/

Observatoire québécois des inégalités. (s.d.). *Horizons économiques : défis et progrès*. https://www.observat.qc.ca/horizons-economiques-defis-et-progres/

Ontario Human Rights Commission, & Information and Privacy Commissioner of Ontario. (2026). *Principles for the responsible use of artificial intelligence*. https://www3.ohrc.on.ca/sites/default/files/2026-OHRC-IPC%20joint%20principles%20for%20responsible%20use%20of%20AI.pdf

Policy Horizons Canada. (2025a). *Foresight on AI: Policy considerations*. Government of Canada. https://publications.gc.ca/collections/collection_2025/hpc-phc/PH4-210-2025-eng.pdf

Policy Horizons Canada. (2025b). *Prospective sur l'IA : Considérations politiques*. Government of Canada. https://horizons.service.canada.ca/fr/2025/02/10/ia-considerations-politiques/pdf/prospective_sur_ia_considerations_politiques.pdf

Raghavan, M., Barocas, S., Kleinberg, J., & Levy, K. (2020). Mitigating bias in algorithmic hiring: Evaluating claims and practices. In *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT)* (pp. 469–481). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3351095.3372828

Raghavan, M., Barocas, S., Kleinberg, J., & Levy, K. (2020). Mitigating bias in algorithmic hiring: Evaluating claims and practices. *Proceedings of the ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT*)*, 469–481. https://doi.org/10.1145/3351095.3372828

Rao, K. (2024, 24 août). *IBM AI HR: Transforming human resources with artificial intelligence*. HR Analytics Trends. https://www.hr-analytics-trends.com/blog/ibm-ai-hr-transforming-human-resources-with-artificial-intelligence

Rigotti, C., & Fosch-Villaronga, E. (2024). Fairness, AI & recruitment. *Computer Law & Security Review, 53*, 105966. https://doi.org/10.1016/j.clsr.2024.105966

Services aux Autochtones Canada. (s.d.). *Information sur les programmes et les initiatives pour les peuples autochtones*. https://www.sac-isc.gc.ca/eng/1690909773300/1690909797208

Soleimani, M., Intezari, A., Arrowsmith, J., Pauleen, D. J., & Taskin, N. (2025). Reducing AI bias in recruitment and selection: An integrative grounded approach. *The International Journal of Human Resource Management, 36*(14), 2480–2515. https://doi.org/10.1080/09585192.2025.2480617

Statistique Canada. (2023). *Indigenous people in the labour market: Results from the Labour Force Survey*. https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/75-006-x/2023001/article/00012-eng.htm

Statistique Canada. (2023). *Résultats sur le marché du travail des compagnons autochtones au Canada*. Série de documents de recherche sur l'éducation, l'apprentissage et la formation. https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/catalogue/81-595-M2022001

Statistique Canada. (2024). *De la recherche aux connaissances : défis et occasions en matière d'innovation, d'adoption de technologies et de productivité*. Gouvernement du Canada. https://www150.statcan.gc.ca/pub/11-631-x/11-631-x2024005-fra.pdf

Statistique Canada. (2024). *Qualité de l'emploi chez les membres des Premières Nations vivant hors réserve et les Métis dans les provinces canadiennes*. https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/41-20-0002/412000022024002-fra.htm

Statistique Canada. (2026). *Rapports économiques et sociaux*. https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/36-28-0001/2026001/article/00002-fra.htm

Talent Management Institute. (s. f.). *Understanding IBM's cutting-edge HR strategy*. https://www.tmi.org/blogs/understanding-ibms-cutting-edge-hr-strategy

TELUS. (2026). *Atlas de la confiance envers l'IA : Perspectives publiques pour combler le fossé de confiance envers l'IA* (Rapport 2026 sur l'IA). https://assets.ctfassets.net/fltupc9ltp8m/65cESjGYXAXRv7b6vuAzox/c7ca3bfbd4c095f5d91d88c806c88813/Rapport_2026_sur_l%C3%A2__intelligence_artificielle.pdf